# Retour sur l'imputation des charges indirectes en comptabilité de gestion : comment bien spécifier les activités et leurs inducteurs ?

Michel Gervais, Cédric Lesage

# RETOUR SUR L'IMPUTATION DES CHARGES INDIRECTES EN COMPTABILITE DE GESTION : COMMENT BIEN SPECIFIER LES ACTIVITES ET LEURS INDUCTEURS ?

## *Back to the allocation of overhead costs in managerial accounting: how to well specify the activities and their cost drivers ?*

Michel GERVAIS, Cédric LESAGE

*Université de Rennes 1, IGR-CREREG*

*Correspondance* :
Institut de gestion de Rennes
11 rue Jean Macé CS 70803 35 708 Rennes Cedex 7 France
00 33 (0)2 23 23 78 25
michel.gervais@univ-rennes1.fr,
cedric.lesage@univ-rennes1.fr,

Résumé : Dans la littérature sur la méthode ABC, on suppose que la mise en place d'activités permet une meilleure imputation des charges indirectes. A l'aide d'une formulation mathématique, le présent papier rappelle les conditions d'une bonne imputation. Il envisage ensuite les deux grandes familles de modèles (heuristiques et statistiques) qui ont été proposées pour déterminer des inducteurs expliquant au mieux le niveau des charges. L'analyse débouche sur une reformulation du problème de l'imputation.

Mots-clés : Activité, inducteur, imputation, spécification de coût, erreur de spécification

Abstract: In literature on the ABC method, it is supposed that the setting of activities enables a better allocation of overhead costs. Through a mathematical formulation, this paper recalls the conditions for a good allocation. Then it reviews both families of models (heuristic and statistical) that have been proposed to determine cost drivers explaining at the best the level of costs. The analyse leads to a reformulation of the allocation problem.

Keywords : Activity, cost driver, allocation, cost specification, specification error

## Introduction

En comptabilité de gestion, la procédure d'imputation consiste à répartir le montant des charges indirectes entre différentes activités (ou centres d'analyse) puis à définir une cause de consommation des ressources (inducteur ou unité d'œuvre) qui permette de ventiler des doses de coûts d'activité (ou de centre d'analyse) sur les objets de coût.
Deux conditions sont nécessaires pour réaliser correctement cette opération : l'existence d'activités indépendantes dont le coût est entièrement expliqué par une seule cause et une utilisation des ressources dans les mêmes proportions (l'équiproportionnalité des consommations de ressources) pour tous les travaux réalisés à l'intérieur d'une même activité.
L'usage d'un inducteur d'activité suppose en effet qu'il existe une relation explicite entre le coût de l'activité et le volume de l'inducteur pressenti : la charge indirecte est supposée être totalement proportionnelle au volume consommé de l'inducteur. Il faut donc vérifier (Trahand, Morard, Cargnello-Charles 2000) :
1) qu'il existe dans le temps une relation du type :

$$D_{jt} = \pi_j P_{jt} + \varepsilon_t$$

avec $D_{jt}$ le coût de l'activité observé au moment $t$ avec $t = 1\ldots T$
$\pi_j$ le coût unitaire inconnu de l'inducteur
$P_{jt}$ le volume de l'inducteur observé à l'instant $t$
$\varepsilon_t$ le terme aléatoire résiduel de moyenne nulle et de variance constante ;
2) que cette relation se maintient dans le temps.
La qualité du modèle s'apprécie en vérifiant sur des données passées que le coefficient de corrélation est proche de 1.
En généralisant, l'ensemble des charges indirectes se répartit sur les différentes activités en respectant l'équation suivante :

$$\sum_{j=1}^{J} D_j = \sum_{j=1}^{J} \pi_j P_j$$

Un tel modèle sera statistiquement bien spécifié si des facteurs de consommation de ressources ne sont pas oubliés et si les différents $P_j$ présentent de faibles interrelations, c'est-à-dire si les activités sont suffisamment indépendantes entre elles. La spécification comptable est toutefois différente. Les charges sont affectées, ou ventilées par clé de répartition, aux différentes activités, puis le meilleur inducteur est recherché. Il ne s'agit donc pas de cerner les variables qui expliquent le mieux l'ensemble des charges indirectes, mais de ventiler (sur une base certaine : affectation, ou incertaine : clé de répartition) des charges sur des activités considérées comme suffisamment indépendantes, pour ensuite rechercher une corrélation entre le niveau de leur coût et le volume de l'inducteur pressenti.
Pour que l'imputation soit correcte, il faut aussi respecter l'équiproportionnalité des consommations de ressources, c'est-à-dire s'assurer que l'activité est homogène (Gervais 2000, p. 55). Autrement dit, chaque fois que l'activité est déclenchée, les tâches élémentaires qui la composent doivent être toutes effectuées et celles-ci doivent toujours être employées dans la même proportion, quels que soient les travaux à réaliser. Ainsi une unité monétaire dépensée dans la tâche *a* entraîne toujours une dépense de *x* unités monétaires de la tâche *b*, de *y* unités monétaires de la tâche *c*, etc. En effet, si les proportions entre les consommations de ressources restent stables quels que soient les travaux, les tâches qui forment l'activité peuvent être traitées en bloc et ramenées à une même unité permettant l'imputation (Bouquin 2003, p. 80). « Une

section, pour être homogène, nous dit Rimailho (1936, p. 53), est constituée de telle manière que les différentes spécialités professionnelles qui la composent, soient en principe employées dans la même proportion pour tous les travaux exécutés par la section, et que les éléments [de coûts]... qui se rencontrent dans chaque spécialité soient employés eux-mêmes dans la même proportion sur tous les travaux ».

Dans le cadre de cet article, nous ne nous intéresserons qu'à la spécification de la fonction définissant les activités et leurs inducteurs, le problème de l'équiproportionnalité fera l'objet d'une étude ultérieure.

Après avoir apprécié les risques d'une mauvaise spécification (section 1), les deux grandes approches qui ont été proposées pour traiter ce problème seront analysées : les démarches heuristiques (section 2) et les méthodes statistiques (section 3) ; puis, nous en tirerons les conclusions au plan de la mise en œuvre pratique d'une comptabilité.

## 1. Les risques d'une mauvaise spécification

Une spécification inadaptée peut être due à quatre types d'erreur :

– celle provenant de l'usage d'une clé de répartition trop approximative pour ventiler des charges sur l'activité ;

– celle provenant de l'oubli d'inducteurs significatifs ;

– celle résultant d'une liaison non proportionnelle entre le coût de l'activité et le volume de l'inducteur envisagé ;

– celle résultant d'une interdépendance entre les activités.

### *1.1. L'usage de clés de répartition trop approximative*

L'emploi de telles clés se traduit par une erreur de mesure sur la charge imputée. L'impact de celle-ci sur le coût des produits (ou des objets de coût) est fonction du poids de la charge dans le coût à déterminer. Cette erreur est généralement prise en compte par les praticiens de manière intuitive.

### *1.2. L'oubli de variables explicatives (d'inducteurs)*

Supposons que le modèle soit bien spécifié en mettant en œuvre *J* activités (ou centres d'analyse).

Si le volume $P_j$ de l'inducteur *j* est à l'origine du coût indirect $D_j$, le coût unitaire de l'inducteur s'écrit : $\pi_j = D_j / P_j$.

Les coûts de l'activité sont alloués aux objets de coûts au prorata des volumes consommés de l'inducteur.

Soit $\overline{V_{ij}}$ le volume consommé de l'inducteur *j* par l'objet de coût *i*. Avec *I* objets de coût, le volume total consommé de l'inducteur *j* est :

$$P_j = \sum_{i=1}^{I} \overline{V_{ij}}$$

et les coûts d'activité alloués à l'objet de coût *i* s'écrivent :

$$U_i = \sum_{j=1}^{J} \pi_j \times \overline{V_{ij}} = \sum_{j=1}^{J} \frac{D_j \times \overline{V_{ij}}}{P_j} = \sum_{j=1}^{J} D_j \times V_{ij} \qquad (1)$$

avec $V_{ij} = \overline{V_{ij}} / P_j$ : la part de volume de l'inducteur *j* consommée par l'objet de coût *i*.

Soit un centre de responsabilité qui, à l'analyse, est composé de trois activités se ventilant sur cinq produits :

**Tableau 1 –** *Le tableau des données*

| Produit *i* | Part de l'activité *j* consommée par le produit (*Vij*) | | | Quantité produite |
|---|---|---|---|---|
| | *j* = 1 activité manuelle | *j* = 2 activité automatique | *j* = 3 gestion des lots | |
| *i* = 1 | 0,4918 | 0,1464 | 0,1091 | 600 000 |
| *i* = 2 | 0,1967 | 0,3658 | 0,2909 | 400 000 |
| *i* = 3 | 0,0246 | 0,2287 | 0,0546 | 150 000 |
| *i* = 4 | 0,2623 | 0,2439 | 0,3636 | 200 000 |
| *i* = 5 | 0,0246 | 0,0152 | 0,1818 | 50 000 |
| | | | | Total |
| coût *Dj* | 427 000 | 647 800 | 450 200 | 1 525 000 |
| nature inducteur | heure MOD | heure machine | lot | |
| volume inducteur | 30 500 | 16 400 | 275 | |

L'allocation sur la base de l'équation (1) donne les coûts du tableau 2.

**Tableau 2 –** *Allocation des charges indirectes aux produits avec trois activités*

| Produit *i* | Coût alloué (*Dj* × *Vij*) | | | Coût d'activité du produit (a) |
|---|---|---|---|---|
| | *j* = 1 | *j* = 2 | *j* = 3 | |
| *i* = 1 | 209 998,60 | 94 837,92 | 49 116,82 | 353 953,34 |
| *i* = 2 | 83 990,90 | 236 965,24 | 130 963,18 | 451 919,32 |
| *i* = 3 | 10 504,20 | 148 151,86 | 24 580,92 | 183 236,98 |
| *i* = 4 | 112 002,10 | 157 998,42 | 163 692,72 | 433 693,24 |
| *i* = 5 | 10 504,20 | 9 846,56 | 81 846,36 | 102 197,12 |
| Total | | | | 1 525 000,00 |

Si le modèle est mal spécifié, ce sont *M* activités qui ne sont pas prises en compte.

Le coût de l'activité oubliée $D_m$ est intégré dans le coût des *k* activités pris en compte selon la combinaison : $\sum_{k=1}^{J-M} \lambda_{mk} \times D_{mk}$

avec $\sum_{k=1}^{J-M} \lambda_{mk} = 1$ ;

$\lambda_{mk}$ : le pourcentage de $D_m$ pris en compte par $D_k$ ;

$\lambda_{mk} \times D_{mk}$ : le montant de $D_m$ intégré dans $D_k$ .

Le coût $D_m$ est alors imputé aux objets de coût *i* non selon la proportion $V_{im}$ mais selon la proportion $\sum_{k=1}^{J-M} \lambda_{mk} V_{ik}$, et l'écart d'allocation sur chaque objet de coût s'écrit :

$$\delta_i^m = U_i - U_i^m = D_m \times \left( V_{im} - \sum_{k=1}^{J-M} \lambda_{mk} \times V_{ik} \right)$$

Dans l'exemple, si l'activité Gestion des lots n'est pas prise en compte, son coût de 450 200 est intégré à raison de 50,8218 % soit 228 800 dans le coût de l'activité manuelle, et à raison de 49,1782 % soit 221 400 dans le coût de l'activité automatique. L'allocation est alors conforme au tableau 3.

**Tableau 3 –** *Allocation des charges indirectes aux produits avec deux activités*

| Produit *i* | Coût alloué *j* = 1 | Coût alloué *j* = 2 | Coût d'activité du produit (b) | Ecart : (a) - (b) | Erreur par rapport à (a) |
|---|---|---|---|---|---|
| *i* = 1 | 322 522,44 | 127 250,88 | 449 773,32 | -95 819,98 | -27,07% |
| *i* = 2 | 128 995,86 | 317 953,36 | 446 949,22 | 4 970,10 | 1,10% |
| *i* = 3 | 16 132,68 | 198 786,04 | 214 918,72 | -31 681,74 | -17,29% |
| *i* = 4 | 172 016,34 | 211 997,88 | 384 014,22 | 49 679,02 | 11,45% |
| *i* = 5 | 16 132,68 | 13 211,84 | 29 344,52 | 72 852,60 | 71,29% |
| Total | 655 800,00 | 869 200,00 | 1 525 000,00 | 0,00 | |

| Produit *i* | *Dm* | *Vi3* | 0,508218 *Vi1* | 0,491782 *Vi2* | Ecart |
|---|---|---|---|---|---|
| *i* = 1 | 450 200 | 0,1091 | 0,24994161 | 0,07199688 | -95 819,9 |
| *i* = 2 | 450 200 | 0,2909 | 0,09996648 | 0,17989386 | 4 970,1 |
| *i* = 3 | 450 200 | 0,0546 | 0,01250216 | 0,11247054 | -31 681,8 |
| *i* = 4 | 450 200 | 0,3636 | 0,13330558 | 0,11994563 | 49 679,0 |
| *i* = 5 | 450 200 | 0,1818 | 0,01250216 | 0,00747509 | 72 852,6 |

Si plusieurs activités sont oubliées, on a :

$$\sum_{m=1}^{M} D_m = \sum_{m=1}^{M} \sum_{k=1}^{J-M} \lambda_{mk} \times D_{mk}$$

et l'écart d'allocation sur chaque objet de coût s'écrit :

$$\delta_i^m = U_i - \sum_{m=1}^{M} U_i^m = \sum_{m=1}^{M} D_m \times \left( V_{im} - \sum_{k=1}^{J-M} \lambda_{mk} \times V_{ik} \right)$$

Dans l'exemple, si l'activité automatique et l'activité Gestion des lots ne sont pas prises en compte, leur coût de 647 800 et 450 200 est intégré dans le coût de l'activité manuelle, avec le coefficient $\lambda_{mk} = 1$. L'allocation est alors conforme au tableau 4.

**Tableau 4 –** *Allocation des charges indirectes aux produits avec une activité*

| Produit *i* | Coût alloué *j* = 1 | Coût d'activité du produit (c) | Ecart : (a) - (c) | Erreur par rapport à (a) |
|---|---|---|---|---|
| *i* = 1 | 749 995,00 | 749 995,00 | -396 041,66 | -111,89% |
| *i* = 2 | 299 967,50 | 299 967,50 | 151 951,82 | 33,62% |
| *i* = 3 | 37 515,00 | 37 515,00 | 145 721,98 | 79,53% |
| *i* = 4 | 400 007,50 | 400 007,50 | 33 685,74 | 7,77% |
| *i* = 5 | 37 515,00 | 37 515,00 | 64 682,12 | 63,29% |
| Total | 1 525 000,00 | 1 525 000,00 | 0,00 | |

| Produit *i* | *D3* | *D2* | *Vi3* | *Vi1* | *Vi2* | Ecart |
|---|---|---|---|---|---|---|
| $i=1$ | 450 200 | 647 800 | 0,1091 | 0,4918 | 0,1464 | -396 041,66 |
| $i=2$ | 450 200 | 647 800 | 0,2909 | 0,1967 | 0,3658 | 151 951,82 |
| $i=3$ | 450 200 | 647 800 | 0,0546 | 0,0246 | 0,2287 | 145 721,98 |
| $i=4$ | 450 200 | 647 800 | 0,3636 | 0,2623 | 0,2439 | 33 685,74 |
| $i=5$ | 450 200 | 647 800 | 0,1818 | 0,0246 | 0,0152 | 64 682,12 |

Sur cet exemple, l'erreur en valeur absolue sur les coûts alloués aux produits est en moyenne de 59,22 % [(111,89 + 33,62 + 79,33 +7,77 + 63,29) / 5] lorsqu'on ne retient qu'une activité. Elle tombe à 25,64 % lorsqu'on retient deux activités, mais l'erreur sur les produits 4 et 5 augmente (elle passe de 7,77 % à 11,45 % pour le produit 4 et de 63,29 % à 71,29 % pour le produit 5).

### *1.3. Une partie de la charge insensible au volume de l'inducteur*

Quand une partie de la charge indirecte $D_j$ est indépendante du volume de l'inducteur envisagé (c'est-à-dire quand une partie de la charge $D_j$ est fixe), le coût de l'activité *j* s'écrit :

$$D_j = \pi_j P_j + b_j$$

Au moment de l'allocation de doses de coût de cette activité aux objets de coûts, on ne devrait donc ventiler que :

$$U_i^{\text{var}} = \sum_{j=1}^{J} \left(D_j - b_j\right) \times V_{ij}$$

Si la totalité du coût est allouée, l'imputation revient à appliquer la formule suivante :

$$U_i = U_i^{\text{var}} + U_i^{fixe} = \left(\sum_{j=1}^{J} \left(D_j - b_j\right) \times V_{ij}\right) + \left(\sum_{j=1}^{J} b_j \times V_{ij}\right)$$

La partie fixe est ventilée au prorata du volume de l'inducteur, ce qui est contraire à la nature de la relation observée.
Notons que, dans un calcul de coût complet, lorsqu'il existe des capacités de production inutilisées, les coûts de sous-emploi de l'activité sont traités de la même manière.

### *1.4. Des inducteurs trop interdépendants*

Si les activités sont interdépendantes, c'est-à-dire si le coût d'une activité s'explique par le volume de son inducteur mais aussi par le volume des inducteurs des autres activités, l'utilisation d'une fonction linéaire devient contestable (l'emploi d'une telle fonction suppose l'indépendance des activités). La spécification peut prendre la forme proposée par Longbrake (1962) :

$$\sum_{j=1}^{J} D_j = b_0 \prod_{j=1}^{J} P_j^{\pi_j}$$

Ce qui peut encore s'écrire :

$$\ln \sum_{j=1}^{J} D_j = \ln b_0 + \sum_{j=1}^{J} \pi_j \ln P_j$$

Noreen et Soderstrom (1994), Banker, Potter et Schroeder (1995), Thenet (1995) utilisent des fonctions de ce type pour étudier les comportements de coûts d'activités dans des secteurs aussi

variés que les hôpitaux, l'électronique, la fabrication de machines-outils, la construction automobile ou la banque.
Par analogie avec la méthode de spécification habituelle et en supprimant le terme constant, le modèle deviendrait :

$$D_j = P_j^{\pi_j}$$

Ce qui s'écrit encore :

$$\ln D_j = \pi_j \ln P_j$$

Avec $\overline{V_{ij}} = P_j^{V_{ij}}$ , on a aussi :

$$D_j = \prod_{i=1}^{I} \left(\overline{V_{ij}}\right)^{\pi_j}$$

Cette fonction permet de mieux comprendre le comportement de coût d'une activité (meilleure spécification statistique), mais elle ne peut effectuer l'imputation, car pour ce faire il faut que les doses de coût ventilées sur chaque produit (ou objet de coût) soient sommables.

**Tableau 5 –** *Explication du coût d'activités interdépendantes avec une fonction multiplicative*

| | $j$ = 1 activité manuelle | $j$ = 2 activité automatique | $j$ = 3 gestion des lots |
|---|---|---|---|
| $P_j^{V1j}$ | 160,46439 | 4,14050 | 1,84557 |
| $P_j^{V2j}$ | 7,62187 | 34,81688 | 5,12391 |
| $P_j^{V3j}$ | 1,28918 | 9,20311 | 1,35890 |
| $P_j^{V4j}$ | 15,00486 | 10,66597 | 7,70799 |
| $P_j^{V5j}$ | 1,28918 | 1,15895 | 2,77633 |
| $\Pi P_i^{Vij}$ | 30 500 | 16 400 | 275 |
| $\pi_j$ | 1,255868 | 1,378803 | 2,317603 |
| $(P_j^{V1j})^{\pi j}$ | 587,54946 | 7,09243 | 4,13796 |
| $(P_j^{V2j})^{\pi j}$ | 12,80870 | 133,60573 | 44,11392 |
| $(P_j^{V3j})^{\pi j}$ | 1,37565 | 21,33421 | 2,03552 |
| $(P_j^{V4j})^{\pi j}$ | 29,98204 | 26,14631 | 113,65230 |
| $(P_j^{V5j})^{\pi j}$ | 1,37565 | 1,22556 | 10,66078 |
| $\Pi(P_j^{Vij})^{\pi j}$ | 427 000 | 647 800 | 450 200 |

Le produit des coûts imputés à chaque produit permet bien de retrouver le coût de l'activité, mais il n'est pas possible avec une telle fonction de dire quelles doses des différents coûts d'activité seront réparties sur chaque produit.

## 2. Les approches heuristiques

La démarche habituelle d'implantation d'une comptabilité par activités consiste à prendre comme point de départ un modèle mal spécifié (le modèle existant) et à améliorer la partie jugée la plus mauvaise en la décomposant en activités pour retrouver une explication satisfaisante des comportements de coûts. Dans le but d'éviter des saisies d'informations trop fastidieuses, les activités seront ensuite réassemblées soit en centres de regroupement ayant un inducteur identique, soit par processus.

Les analyses concernant cette démarche se concentrent surtout sur la façon d'effectuer les regroupements (Babad et Balachandran 1993, Homburg 2001). Elles ne traitent pas le problème de l'éventuelle interdépendance entre les activités. Comme indiqué précédemment, si de nombreuses études utilisent des fonctions multiplicatives pour expliquer les comportements des charges indirectes, ces études n'envisagent pas l'imputation : elles recherchent la meilleure relation statistique entre les charges indirectes et les inducteurs. Les analyses se soucient peu également d'une charge insensible au volume de l'inducteur. Un découpage en activités étant supposé être un mode de répartition optimal, il ne peut y avoir d'inducteur qui variabilise mal la charge[1].

Datar et Gupta (1994) démontrent cependant qu'une démarche heuristique ne mène pas forcément à une meilleure connaissance des coûts (à des découpages plus satisfaisants), car il s'agit d'améliorer en ignorant l'impact de la modification sur les mécanismes de compensation des erreurs conduisant à l'erreur globale d'imputation. Ils montrent également que l'erreur de mesure due à l'emploi de clés de répartition peut croître à mesure que la désagrégation en activités augmente.

## *2.1. Les approches cherchant à réduire le nombre des inducteurs proposés*

Babad et Balanchandran (1993) de même que Homburg (2001) font l'hypothèse qu'un découpage en activités donne un modèle bien spécifié au plan comptable, puis ils cherchent à réduire le nombre d'inducteurs utilisés pour ne pas alourdir la représentation en utilisant une heuristique de sélection des indicateurs à éliminer. En effet, si un nombre élevé est nécessaire pour mesurer exactement l'utilisation des ressources, un système avec peu d'inducteurs est moins coûteux et plus facile à comprendre par le management (Merchant et Shields 1993), donc plus utile pour prendre des décisions.

Babad et Balanchandran remplacent un inducteur par un autre déjà existant mais ayant une corrélation moins bonne avec le niveau des charges dans l'activité concernée ; Homburg effectue la substitution au moyen d'une combinaison des inducteurs restants.

Quelle que soit la solution proposée, les auteurs cherchent à réduire la complexité, tout en maintenant un taux d'erreur acceptable dans l'allocation.

Avec Babad et Balachandran (1993), le problème revient à remplacer l'inducteur $m$ par un autre déjà recensé. Dans ce cas, le coût $D_m$ doit être alloué par un des $J–1$ inducteurs restants. Si l'inducteur $k$ est choisi, son coût passe de $D_k$ à $D_k + D_m$ et son coût unitaire à :

$$\pi_k^{'} = \pi_k + \frac{D_m}{P_k}$$

Si $U_i^{mk}$ est le nouveau coût d'activité alloué à l'objet de coût $i$ à l'aide de l'inducteur $k$, l'erreur de spécification sur l'objet de coût $i$ (Babad et Balachandran 1993, p. 566) est égale à :

$$\Delta_i^{mk} = U_i - U_i^{mk} = D_m \times (V_{im} - V_{ik})$$

Au lieu d'utiliser un des autres inducteurs recensés, Homburg (2001) utilise une combinaison des $J–1$ inducteurs restants. Dans cette combinaison, chaque inducteur se voit assigner un poids déterminant la fraction de $D_m$ qu'il alloue.

1 Notons pourtant que les études qui retiennent une fonction multiplicative utilisent souvent une fonction logarithmique avec un terme constant.

Si, dans l'allocation de $D_m$, le poids de $\lambda_{mk} \geq 0$ est affecté à l'inducteur $k$, le nouveau coût devient $D_k + (\lambda_{mk} \times D_m)$ et le nouveau coût unitaire de l'inducteur est :

$$\pi'_k = \pi_k + \lambda_{mk} \frac{D_m}{P_k}$$

L'erreur de spécification sur le nouveau coût d'activité $U_i^m$ alloué à l'objet de coût $i$ s'écrit :

$$\delta_i^m = U_i - U_i^m = D_m \times (V_{im} - \sum_{k=1}^{J} \lambda_{mk} \times V_{ik})$$

avec $\lambda_{mm} = 0$ et $\sum_{k=1}^{J} \lambda_{mk} = 1$

En remplaçant un inducteur par un autre, l'inducteur choisi est surpondéré (on crée une nouvelle erreur). L'attention risque d'être concentrée sur cet inducteur.

Avec l'usage d'une combinaison d'inducteurs, la focalisation est réduite. Le problème revient à regarder comment le coût de l'activité supprimée se ventilait auparavant sur les autres (revoir notre paragraphe 1.1.). On retombe sur une erreur classique de spécification : l'oubli d'une variable explicative.

Homburg recherche alors un équilibre entre une imputation suffisamment précise et les coûts d'information qu'elle induit (entre une spécification suffisamment bonne mais pas trop complexe). L'algorithme s'énonce ainsi.

Soit une variable binaire $x_m$ (= 1 si l'inducteur $m$ est remplacé par une combinaison d'inducteurs ; = 0 s'il n'y a pas remplacement) pour tous les inducteurs $m$ = 1, …, $J$.

Soit $C_j$ le coût d'information sur l'inducteur $j$ et $\overline{C}$ le coût total d'information à ne pas dépasser.

Soit $\overline{J}$ le nombre maximum d'inducteurs que l'entreprise souhaiterait retenir.

Le problème consiste à :

$$\min \left( \sum_{m=1}^{J} \sum_{i=1}^{I} (\delta_i^m)^2 \times x_m \right)^{1/2}$$

sous les contraintes que :

$$\sum_{m=1}^{J} C_m \times (1 - x_m) \leq \overline{C}$$

$$J - \sum_{m=1}^{J} x_m \leq \overline{J}$$

$$\sum_{k=1}^{J} \lambda_{mk} = x_m \text{ pour tout } m = 1, \ldots, J$$

$$0 \leq \lambda_{mk} \leq 1 - x_k \text{ pour tout } m,k = 1, \ldots, J$$

$$x_m \in [0;1] \text{ pour tout m} = 1, \ldots, J$$

Les deux études que nous venons de rappeler postulent que la mise en place d'une comptabilité par activités permet une allocation optimale. Or cette affirmation n'est pas forcément vraie. L'article de Datar et Gupta (1994) est là pour nous le rappeler.

### *2.2. L'impact d'une meilleure spécification sur les coûts imputés aux objets de coûts dans une approche heuristique*

Quand on met en œuvre une comptabilité par activités, on part généralement d'un modèle comptable mal spécifié (les découpages et les causes de consommations de ressources sont jugés peu satisfaisants). On commence par modifier la partie du système antérieur jugée la plus mauvaise et l'analyse s'arrête lorsqu'il semble que le nouveau système appréhende à peu près correctement la réalité. Datar et Gupta (1994) montrent cependant que cette pratique n'améliore pas forcément la connaissance des coûts.

Le recours à un nouveau système utilisant de meilleurs inducteurs et un plus grand nombre d'activités repose sur l'hypothèse implicite que ces améliorations permettront un calcul plus fiable. Or, leur étude révèle qu'il n'en est rien. Les phénomènes de compensation des erreurs et le fait que l'erreur sur l'imputation aux objets de coûts soit inconnue font que l'on peut aboutir à un résultat inverse.

Nous rappellerons les aspects essentiels de leur exemple numérique qui le démontrent.

**Tableau 6 :** *Exemple de Datar et Gupta : l'allocation des coûts aux produits à l'aide du modèle bien spécifié*

| | Atelier 1 | | Atelier 2 | | Total |
|---|---|---|---|---|---|
| | Usinage | Montage | Usinage | Montage | |
| Coût total | 8 000 | 3 000 | 2 000 | 2 000 | 15 000 |
| Inducteurs possibles | | | | | |
| Nbre d'opérations | | | | | |
| Produit A | | 7 | | 3 | 10 |
| Produit B | | 13 | | 2 | 15 |
| Total | | 20 | | 5 | 25 |
| Heures montage | | | | | |
| Produit A | | 15 | | 6 | 21 |
| Produit B | | 15 | | 4 | 19 |
| Total | | 30 | | 10 | 40 |
| Hres main-d'œuvre | | | | | |
| Produit A | 32 | | 34 | | 66 |
| Produit B | 18 | | 16 | | 34 |
| Total | 50 | | 50 | | 100 |
| Heures machine | | | | | |
| Produit A | 115 | | 120 | | 235 |
| Produit B | 85 | | 80 | | 165 |
| Total | 200 | | 200 | | 400 |
| Inducteur retenu | H machine | H montage | H machine | H montage | |
| Coût de l'inducteur | 40 | 100 | 10 | 200 | |
| **Système 1 : allocation optimale** | | | | | |
| Produit A | 4 600 | 1 500 | 1 200 | 1 200 | 8 500 |
| Produit B | 3 400 | 1 500 | 800 | 800 | 6 500 |
| Total | 8 000 | 3 000 | 2 000 | 2 000 | 15 000 |

Les auteurs supposent que le modèle est bien spécifié avec une décomposition des ateliers en deux activités et des inducteurs correspondant aux heures machine pour l'usinage et aux heures de montage pour le montage[2].

Ils envisagent ensuite trois autres systèmes, dont le système 2 qui correspond à un système très mal spécifié (les inducteurs ne sont pas les vrais causes de consommations de ressources, les décompositions sont trop globales). L'erreur d'allocation du système 2 est faible :

Produit A = 8 500 – 8 600 = – 100 ; Produit B = 6 500 – 6 400 = + 100.

**Tableau 7 :** *Systèmes de calcul des coûts possibles*

| | Usinage | | Montage | Total |
|---|---|---|---|---|
| **Système 2 : mauvaise spécification et mauvaise désagrégation** | | | | |
| Coût total | 10 000 | | 5 000 5 000 | |
| Inducteur retenu | H de main-d'œuvre | | Nbre d'opérations | |
| Nbre d'inducteurs | 100 | | 25 | |
| Coût de l'inducteur | 100 | | 200 | |
| Utilisation | | | | |
| Produit A | 66 | | 10 | |
| Produit B | 34 | | 15 | |
| Allocation | | | | |
| Produit A | 6 600 | | 2 000 | 8 600 |
| Produit B | 3 400 | | 3 000 | 6 400 |
| **Système 3 : bonne spécification partielle et mauvaise désagrégation** | | | | |
| Coût total | 10 000 | | 5 000 | |
| Inducteur retenu | Heures machine | | Nbre d'opérations | |
| Nbre d'inducteurs | 400 | | 25 | |
| Coût de l'inducteur | 25 | | 200 | |
| Utilisation | | | | |
| Produit A | 235 | | 10 | |
| Produit B | 165 | | 15 | |
| Allocation | | | | |
| Produit A | 5 875 | | 2 000 | 7 875 |
| Produit B | 4 125 | | 3 000 | 7 125 |
| **Système 4 : bonne spécification partielle et meilleure désagrégation** | | | | |
| | Atelier 1 | Atelier 2 | | |
| Coût total | 8 000 | 2 000 | 5 000 | |
| Inducteur retenu | Heures machine | | Nbre d'opérations | |
| Nbre d'inducteurs | 200 | 200 | 25 | |
| Coût de l'inducteur | 40 | 10 | 200 | |
| Utilisation | | | | |
| Produit A | 115 | 120 | 10 | |
| Produit B | 85 | 80 | 15 | |
| Allocation | | | | |
| Produit A | 4 600 | 1 200 | 2 000 | 7 800 |
| Produit B | 3 400 | 800 | 3 000 | 7 200 |

Le système 3, en employant les heures machine pour ventiler les frais d'usinage, améliore la spécification par rapport au système 2. Mais l'erreur d'allocation augmente ; on a en effet :

Produit A = 8 500 – 7 875 = + 625 ; Produit B = 6 500 – 7 125 = – 625.

[2] Le fait de distinguer deux types d'heures machine et deux types d'heures de montage suppose que les activités d'usinage et de montage ne sont pas homogènes selon les ateliers.

Le système 4, en distinguant les heures machine de l'atelier 1 et celles de l'atelier 2, améliore encore la spécification, mais l'erreur d'allocation continue d'augmenter, puisque :
Produit A = 8 500 – 7 800 = + 700 ; Produit B = 6 500 – 7 200 = – 700.
Datar et Gupta généralisent cette observation en mesurant l'erreur d'imputation sur le coût des produits par le carré des écarts par rapport au modèle supposé bien spécifié. Si *k* activités sont prises en compte au lieu de *j* activités, l'erreur s'écrit :

$$E(K) = \frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I} E_i(K)^2$$

Ils supposent que la $k^{\text{ième}}$ activité est décomposée en plusieurs sous-activités, les autres restant inchangées. En appelant *E(K')* l'erreur sur les coûts des produits dans le nouveau système. L'évolution de l'erreur s'écrit :

$$E(K) - E(K') = \frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I} E_i(K)^2 - \frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I} E_i(K')^2 = \frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}\left(E_i(K)^2 - E_i(K')^2\right)$$

Avec : $E_i(K) = E_i(K-1) + E_i(k)$, et $E_i(K') = E_i(K-1) + E_i(k')$ il vient :

$$E(K) - E(K') = \frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}\left((E_i(K-1) + E_i(k))^2 - (E_i(K-1) + E_i(k'))^2\right)$$

$$= \frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}\left((E_i(K-1)^2 + E_i(k)^2 + 2E_i(K-1)E_i(k) - (E_i(K-1)^2 - E_i(k')^2 - 2E_i(K-1)E_i(k')\right)$$

$$= \frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}\left(E_i(k)^2 - E_i(k')^2 + 2E_i(K-1)E_i(k) - 2E_i(K-1)E_i(k')\right)$$

L'évolution de l'erreur dépend certes de l'erreur sur le coût des produits due à l'activité *k* :

$$\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}\left(E_i(k)^2 - E_i(k')^2\right)$$

mais elle dépend aussi de la somme des covariances entre l'erreur sur le coût des produits due à l'activité *k* et les erreurs sur les coûts des produits dues aux autres activités

$$\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}\left(2E_i(K-1)E_i(k) - 2E_i(K-1)E_i(k')\right)$$

Une meilleure spécification peut avoir également un effet sur les erreurs de mesure dues à l'emploi de clés de répartition. La ventilation des charges sur une activité très agrégée à l'aide d'une clé de répartition peut être relativement exacte ; les bases de la ventilation peuvent devenir plus incertaines lorsqu'elles concernent des découpages plus fins[3].
En postulant qu'une décomposition en activités permet forcément de retrouver une explication plus satisfaisante des comportements de coûts, les démarches heuristiques passent à côté des vraies questions ; de plus, dans la mesure où l'erreur d'imputation est inconnue, leur façon d'aborder le problème peut parfois faire augmenter l'erreur.

## 3. Les approches statistiques

Parallèlement aux approches heuristiques, des approches d'inspiration statistique se sont développées. Leur objectif est de s'affranchir d'une procédure empirique essentiellement basée

[3] Les auteurs évoquent le problème, sans véritablement l'approfondir.

sur le jugement humain et de proposer une approche formalisée permettant de sélectionner les facteurs causaux en optimisant le coût d'information. Autrement dit, il s'agit de :
– identifier les facteurs causaux des coûts : corrélation ;
– retenir les plus significatifs : classification ;
– minimiser les coûts d'information : optimisation.
Trois approches ont été proposées :
– l'analyse hiérarchique ;
– l'analyse en composantes principales ;
– les approches connexionnistes.

### *3.1. L'analyse hiérarchique*

L'analyse hiérarchique (ou Analytic Hierarchy Process ou AHP) est une technique de traitement de données utilisée dans des situations de choix entre différentes options, sur la base de critères de décision multiples pouvant être contradictoires. La démarche générale (Saaty 1980) consiste à établir un vecteur global de préférence :

$$w_j^{ABC} = (w_i, ...., w_n)$$

où les $w_j$ sont les préférences assignées (en termes de poids) aux *n* d'inducteurs possibles.

Schniederjans et Garvin (1997) ont ainsi appliqué une AHP au problème de la sélection des inducteurs d'activité. Ils posent le problème de la manière suivante. Soit un décideur qui doit sélectionner un inducteur parmi trois (A, B ou C). Le processus de sélection utilise quatre critères, inspirés des règles proposées par Turney (1992) :
– la corrélation avec le coût ;
– la réduction du nombre des inducteurs ;
– l'incitation de l'utilisateur à la performance ;
– le coût de la mesure.
Il est demandé aux décideurs s'ils préfèrent l'inducteur A à l'inducteur B sur chaque critère. Les préférences sont exprimées sur une échelle allant de 1 (« également préféré ») à 9 (« extrêmement préféré »). Une procédure de calcul standard (« right eigenvector ») permet d'obtenir les poids relatifs attribués par les décideurs à chacun des inducteurs (A, B ou C). Une matrice des préférences est ainsi construite pour chaque couple (critère/inducteur). Sur leur exemple, les auteurs obtiennent les résultats suivants :

**Tableau 8 :** *La matrice des préférences de l'analyse AHP de Schniederjans et Garvin*

| Inducteur | Poids relatif attribués par les décideurs à chaque critère | | | |
|---|---|---|---|---|
| | Corrélation avec le coût | Réduction du nombre d'inducteurs | Incitation à la performance | Coût de la mesure |
| A | 0,687 | 0,062 | 0,608 | 0,074 |
| B | 0,094 | 0,236 | 0,272 | 0,643 |
| C | 0,219 | 0,702 | 0,120 | 0,283 |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| Total | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 1,000 |
| Indice de cohérence[4] | 0,016 | 0,036 | 0,037 | 0,033 |

*Source : Schniederjans et Garvin (1997, p. 76).*

Une procédure d'agrégation des poids obtenus permet d'aboutir au classement du tableau 9.

**Tableau 9 :** *Le classement final dans l'analyse AHP de Schniederjans et Garvin*

| Inducteur | Poids global (agrégation des Préférences pondérées) ( $w_j^{ABC}$ ) | Classement |
|---|---|---|
| A | 0,443 | 1er |
| B | 0,273 | 3ème |
| C | 0,284 | 2ème |
| Total | 1,000 | |

L'application de la méthode AHP tend ainsi à privilégier l'inducteur A.
L'analyse hiérarchique assure l'obtention d'un jugement global cohérent avec les jugements individuels exprimés. Elle ne peut être utile qu'en final, une fois les problèmes de spécification résolus et la réunion de toutes les informations nécessaires à un bon choix des inducteurs.

## *3.2. L'analyse en composantes principales*

L'analyse en composantes principales (ou ACP) est une solution possible pour traiter le problème de l'interdépendance des activités.
En effet, une façon de traiter le problème est de considérer que ces activités interdépendantes peuvent être constituées statistiquement en portefeuilles d'activités indépendants, chaque portefeuille correspondant à une combinaison linéaire d'activités.
L'analyse en composantes principales se situe dans ce cadre. Elle consiste à diagonaliser la matrice des variances-covariances de la fonction de spécification. La diagonalisation est l'opération qui revient à transformer une matrice carrée en diagonale, c'est-à-dire que toutes les valeurs autres que les valeurs de la diagonale sont égales à zéro, mais la somme des valeurs de la diagonale reste inchangée. La diagonalisation de la matrice des variances-covariances permet d'annuler les covariances (de trouver des portefeuilles d'activités indépendants), tout en conservant la somme des variances (dites valeurs propres de la matrice variances-covariances initiale) identique.

[4] L'indice de cohérence mesure la cohérence des préférences exprimées. Par exemple : si A est préféré à B et B est préféré à C, alors A doit être préféré à C. Généralement, une valeur inférieure à 0,10 est considérée comme acceptable. Si ce n'est pas le cas, une procédure de révision des préférences est entreprise. Ici, les choix sont considérées comme cohérents.

Ittner, Larcker et Randall (1997) ont utilisé une ACP pour résoudre la question de recherche suivante : les inducteurs d'activité possibles dans une entreprise manufacturière correspondent-ils aux principaux facteurs de consommations de ressources recensés par Cooper et Kaplan (1991) ?

Selon Cooper et Kaplan, les principales causes de coûts sont :

– le volume d'unités produites ;
– le nombre de lots ;
– le maintien d'une capacité de production sur un site ;
– le maintien des capacités de production multi-sites.

Ittner, Larcker et Randall (1997) ont étudié 14 indicateurs physiques mensuels pouvant servir d'inducteurs, sur une période de 41 mois de juillet 1992 à novembre 1995. Ces indicateurs se situent dans une entreprise d'emballages possédant quatre lignes de produits et un seul site,

**Tableau 10 :** *Valeur de la corrélation entre l'inducteur et l'axe de l'ACP (Ittner, Larcker, Randall 1997, p. 153)*

| Inducteurs d'activité possibles | Axes issus de l'ACP | | |
|---|---|---|---|
| | Facteur n°1 volume | Facteur n° 2 capacité | Facteur n° 3 lot |
| Nombre total d'emballages produit | 0,9562 | 0,1037 | 0,3021 |
| Nombre de morceaux d'étoffe coupés | 0,9441 | 0,0285 | 0,3015 |
| Nombre d'accessoires effectués | 0,9224 | 0,0803 | 0,3386 |
| Nombre de lots | 0,9214 | 0,3469 | -0,2319 |
| Nombre d'ordre de production de produits stockés | 0,9008 | 0,4006 | -0,1491 |
| Nombre de pièces assemblées | 0,8238 | -0,0974 | 0,2851 |
| Nombre d'ordres de production de produits de base | 0,6895 | 0,2329 | -0,4233 |
| Nombre de commandes expédiées | 0,5093 | 0,5224 | -0,2319 |
| Nombre de produits de base dans la ligne de production | 0,1289 | 0,9443 | -0,3960 |
| Nombre de produits stockés dans la ligne de production | 0,1532 | 0,8402 | -0,3173 |
| Nombre de commandes d'achat émises | 0,4480 | 0,7527 | -0,3629 |
| Nombre d'éléments de matières premières dans la ligne de production | -0,0006 | 0,7088 | -0,2278 |
| Taille moyenne du lot | 0,2313 | -0,3481 | 0,9203 |
| Ecart type de la taille moyenne du lot | 0,0732 | -0,3579 | 0,9034 |
| Valeurs propres | 6,14 | 3,59 | 1,35 |
| % de variance expliquée par chacun des trois axes | 44% | 26% | 10% |

L'ACP permet aux auteurs de savoir si les 14 mesures opérationnelles peuvent être réduites en un nombre plus restreint d'inducteurs. En ne retenant que les variables dont les coefficients de corrélation sont supérieurs à 0,5, les auteurs montrent que les mesures de cette entreprise peuvent être expliquées par trois facteurs indépendants représentatifs du « volume », de la « capacité », et du « lot », ce qui correspond aux trois premières catégories de la classification

de Cooper et Kaplan (1991) (le quatrième étant ici sans objet puisqu'il traite d'une localisation multi-sites, alors que le cas porte sur une entreprise mono-site).
Ces trois facteurs permettent d'expliquer 44 + 26 + 10 = 80 % de la variance totale, ce qui permet aux auteurs de conclure à la pertinence de la classification proposée par Cooper et Kaplan.
Les 14 inducteurs pourraient ainsi être regroupés en trois grandes familles.
Vu les préoccupations de Ittner et *alii*, le raisonnement s'arrête là, mais dans notre optique, l'étude met en évidence que les inducteurs possibles sont plus ou moins interdépendants. Par exemple, le nombre total d'emballages produits est fortement corrélé avec le facteur « volume », mais corrélé également d'une manière beaucoup plus faible avec le facteur « lot » et le facteur « capacité ». Si l'on veut bien spécifier la fonction additive, il faut donc chercher à éliminer au maximum les covariances entre les inducteurs. L'ACP va bien dans ce sens.
Dans notre optique, on pourrait aussi continuer le raisonnement en essayant de trouver un inducteur qui soit le plus représentatif de chacun des trois axes. De cette façon, on pourrait réduire le nombre d'inducteurs tout en respectant la condition d'indépendance entre les inducteurs.

### *3.3. Les approches connexionnistes*

Les approches connexionnistes constituent une famille de méthodes de sélection, classification et optimisation s'inspirant de certains processus bio-mimétiques (Lesage, Cottrell 2003). Ces méthodes, non paramétriques et non linéaires, tendent à obtenir de meilleurs résultats dans des problèmes où les interrelations entre les variables sont *a priori* inconnues. Deux de ces approches ont fait l'objet d'applications à la spécification de modèle de coût : les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones.

#### *3.3.1. L'algorithme génétique : le choix des inducteurs*

L'AG (algorithme génétique) est un algorithme de recherche basé sur la notion de « survie du meilleur » (Golberg 1989). Appliqué à notre problématique, un AG peut fournit des inducteurs plus satisfaisants. La démarche générale de l'AG consiste à rechercher une solution optimisée dans un espace de solutions possibles, guidée par une simulation des mécanismes de reproduction, de mutation et de sélection des individus-solutions (Adeli et Hung 1995).
La première étape d'un AG consiste à représenter le problème de manière compatible avec sa méthodologie (ici, trouver les inducteurs qui vont expliquer au mieux le montant total des charges indirectes), en utilisant les notions de « chromosomes » composés de « gènes ». Un chromosome est une solution possible au problème constituée d'un ensemble de variables. Un gène est la valeur attribuée à chaque variable, très fréquemment représentée par un code binaire.
Par exemple, un chromosome est constitué de l'ensemble des inducteurs (variables) possibles, chaque gène ayant une valeur 1 ou 0 selon que l'inducteur (variable) est sélectionné ou pas :

| | Inducteur A | Inducteur B | Inducteur C | Inducteur D | Inducteur E |
|---|---|---|---|---|---|
| Chromosome 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 |

La deuxième étape consiste à générer aléatoirement une population initiale de chromosomes, constituant la première génération de solutions possibles. Chacun de ces chromosomes est alors évalué par une fonction de « fitness » (ou fonction permettant d'apprécier la performance de la solution générée). Cette fonction « fitness » peut être le coût de l'information, le pourcentage de variance expliquée, etc.

| | Inducteur A | Inducteur B | Inducteur C | Inducteur D | Inducteur E | Fitness* |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Chromosome 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 50 |
| Chromosome 2 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 40 |
| Chromosome 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 20 |
| Chromosome 4 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 60 |

*(* : % de variance expliquée par les facteurs obtenus par une ACP)*

La troisième étape consiste à sélectionner les meilleurs chromosomes selon leur score de fitness, puis à les faire se reproduire entre eux, afin d'obtenir une deuxième génération plus performante que la première. Cette génération est issue de la première en utilisant les opérateurs suivants :

- un opérateur de sélection : il indique quels individus-parents vont survivre lors une seconde génération (par exemple les 50 % les plus performants) :

| | Inducteur A | Inducteur B | Inducteur C | Inducteur D | Inducteur E | Fitness |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Chromosome 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 50 |
| Chromosome 4 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 60 |

- un opérateur de cross-over : il indique quelles parties du chromosome des parents sont retenues pour créer celui de l'enfant (par exemple, la coupure est opérée au 3$^{ème}$ gène : les gènes 1 à 3 du chromosome 1 et les gènes 4 et 5 du chromosome 4 donnent un nouveau chromosome n°5 de seconde génération.

| | Inducteur A | Inducteur B | Inducteur C | Inducteur D | Inducteur E |
|---|---|---|---|---|---|
| Chromosome 5 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| Chromosome 6 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 |

- un opérateur de mutation : il indique l'ampleur des modifications effectuées aléatoirement lors de la réplication des chromosomes des parents (par exemple, un gène change aléatoirement de valeur, ici le gène 3 du chromosome 6).

| | Inducteur A | Inducteur B | Inducteur C | Inducteur D | Inducteur E |
|---|---|---|---|---|---|
| Chromosome 5 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| Chromosome 6 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 |

On obtient ainsi la population de deuxième génération, et leur score de fitness associé :

| | Inducteur A | Inducteur B | Inducteur C | Inducteur D | Inducteur E | Fitness |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Chromosome 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 50 |

| | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Chromosome 4 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 60 |
| Chromosome 5 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 40 |
| Chromosome 6 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 70 |

Ces étapes sont répétées jusqu'à ce que l'algorithme converge vers une solution quasi optimale. Levitan et Gupta (1996) ont proposé l'algorithme génétique comme alternative aux fonctions objectifs développées par les approches heuristiques. Utilisant des données issues de cas présents dans la littérature, ils concluent que l'utilisation d'un algorithme génétique non seulement réduit les coûts d'information grâce à la sélection d'un nombre inférieur d'inducteurs, mais produit également une fonction de coût mieux spécifiée, même en présence d'un nombre plus petit d'inducteurs.

Kim et Han (2003) suggèrent également l'utilisation de l'algorithme génétique pour la sélection des inducteurs[5]. Mais ils complètent cette phase de sélection par l'utilisation d'une autre catégorie de méthodes connexionniste : le réseau de neurones.

Les auteurs associent cet algorithme à un réseau de neurones ayant pour objectif de prendre en compte la non linéarité de la modélisation.

### *3.3.2. Le réseau de neurones : la spécification non linéaire du coût*

Un « neurone formel » (ou simplement « neurone ») correspond à un modèle mathématique simulant le comportement d'une réalité biologique : le neurone est interconnecté, puis lorsqu'il est activé par des signaux issus d'autres neurones, il renvoie un signal, avec des niveaux d'activation bornés. Il s'agit d'un opérateur mathématique effectuant une fonction non linéaire bornée de type : $y = f(x_1, x_2, ... x_n ; c_1, c_2, ... c_p)$ où les $\{x_i\}$ sont les variables et les $\{c_j\}$ sont des paramètres que le neurone va ajuster par apprentissage. Par exemple, chaque neurone d'entrée correspond à un inducteur (variable) $x_i$ renvoyant un signal dont le poids $w_i$ sera estimé par apprentissage. Un coût global $y$ est estimé ; il est comparé au coût $y$ réel, l'écart étant corrigé en ajustant les poids des différents inducteurs (variables).

Les neurones les plus fréquemment utilisés sont ceux pour lesquels la fonction $f$ est une fonction non linéaire (généralement une tangente hyperbolique) d'une combinaison linéaire des entrées :

$$y = \tanh\left[\sum_{i=1}^{n} c_i x_i\right].$$

Un neurone formel ne réalise donc rien d'autre qu'une fonction non linéaire d'une somme pondérée. Du point de vue de notre problématique, l'avantage des réseaux de neurones est double :

– il s'agit d'un approximateur « parcimonieux » : il nécessite moins de paramètres ajustables que les méthodes statistiques classiques, donc moins de mesures pour réaliser son apprentissage ;

[5] Ces auteurs se situent dans le cadre d'une simulation, et l'apprentissage s'effectue en utilisant une fonction de fitness égale à l'écart moyen entre les valeurs attendues du calcul de coût et des valeurs fixées au départ supposées être les valeurs réelles. On peut noter qu'un tel traitement ne peut s'opérer que dans un contexte de simulation, car la fonction réelle du coût en conditions normales est précisément l'objet de la modélisation.

– le réseau apprend par lui-même la forme des fonctions qu'il va combiner, sans qu'il soit nécessaire de lui préciser *ex ante* (type sigmoïde, gaussienne, etc.) : il se révèle donc un excellent outil pour modéliser des relations cachées non linéaires entre les variables.

Kim et Han (2003) ont complété leur emploi d'un algorithme génétique par l'utilisation d'un réseau de neurones pour déterminer la fonction de coût. De même, Bode (2000) applique un réseau de neurones pour déterminer le lien entre les attributs d'un produit et son coût. Ces deux études concluent à une plus grande utilité des réseaux de neurones pour obtenir une meilleure spécification du coût. Néanmoins, la nature non linéaire de la fonction de coût empêche l'imputation.

## Conclusion

Pour spécifier correctement une fonction de coût permettant l'imputation des charges indirectes, quatre conditions sont donc à respecter : utiliser le moins possible de clés de répartition, éviter le subventionnement en oubliant un inducteur significatif, vérifier l'existence d'une liaison proportionnelle entre le coût de l'activité et le volume de son inducteur, veiller à ce que les inducteurs soient suffisamment indépendants entre eux.

Les approches heuristiques se focalisent sur la nécessité de réduire le nombre d'inducteurs pour ne pas avoir un système trop complexe, mais les solutions qu'elles proposent font retomber sur le problème du subventionnement. Datar et Gupta montrent par ailleurs qu'une approche empirique peut contribuer à l'augmentation de l'erreur globale, car les activités sont souvent interdépendantes et on ne sait pas comment les erreurs se compensent. Ils insistent également sur le fait que rien n'est résolu si les charges sont ventilées sur des activités fines à l'aide de clés de répartition.

Les approches statistiques mettent en évidence que l'analyse en composantes principales et l'algorithme génétique permettent à la fois d'éliminer l'interdépendance entre les activités et de réduire le nombre d'inducteurs. Les réseaux de neurones autorisent une spécification non linéaire du coût, mais cela n'est pas recherché, puisque pour effectuer l'imputation la fonction doit être additive. L'analyse hiérarchique, enfin, n'a d'utilité qu'au stade terminal du processus : au moment du compromis final à trouver entre les diverses contraintes.

Ces différentes constatations nous amènent aux conclusions suivantes :

– alors que la démarche habituelle d'implantation d'une comptabilité de gestion revient à définir des activités à partir d'une logique technico-comptable (définir des catégories parlantes pour le technicien et sur lesquelles le comptable va pouvoir mettre des charges les plus directes possible), puis à préciser le meilleur inducteur pour chaque activité, il conviendrait d'inverser la démarche. En recherchant d'abord les meilleurs inducteurs par une analyse en composantes principales ou un algorithme génétique, on élimine le problème de l'interdépendance entre les inducteurs et on en réduit le nombre ;

– la question serait ensuite de cerner à quelle activité chaque inducteur fait référence et de vérifier si, sur nos activités à « inducteurs optimaux », on peut faire arriver des charges sans trop de clés de répartition. Il faudrait enfin vérifier la stabilité dans le temps de l'analyse.

À notre sens, l'algorithme de résolution de l'ensemble du problème reste à proposer ;

– l'approche empirique classique ne permet pas d'avoir une meilleure connaissance des coûts et le recours massif à des clés de répartition (suscité par beaucoup d'ERP) n'améliore rien. En fait, ou on suit les coûts à la trace, mais alors on n'a pas besoin d'imputer, ou on impute, mais il faut dans ce cas une bonne spécification de la fonction de coût et des relations stables, et à ce niveau de nombreux progrès restent à accomplir.

## Bibliographie

Adeli, H., Hung, S. (1995),. *Machine learning : Neural networks, genetic algorithms, and fuzzy systems*, Wiley.

Babad Y.M., Balachandran B.V. (1993), « Cost Driver Optimization in Activity-Based Costing, *The Accounting Review*, vol. 68, n° 3, July, p. 563-575.

Banker R.D., Potter G., Schroeder R.G. (1995), « An empirical analysis of manufacturing overhead cost drivers », *Journal of Accounting and Economics*, vol. 19, p. 115-137.

Bode J. (2000), « Neural networks for cost estimation: simulations and pilot application », *International Journal of Production Research*, Vol. 38, n° 6, p. 1231-1254.

Bouquin H. (2003), *Comptabilité de gestion*, 2e éd., Économica.

Datar S., Gupta M.(1994), « Aggregation, Specification and Measurement Errors in Product Costing », *The Accounting Review*, vol. 69, n° 4, October, p. 567-591.

Foster G., Gupta M. (1990), « Manufacturing overhead cost driver analysis », *Journal of Accounting and Economics*, vol.12, p. 309-337.

Gervais M. (2000), *Contrôle de gestion*, 7e éd., Économica.

Goldberg D.E. (1989), *Genetic algorithms in search, optimization, and machine lea*rning. Reading, MA: Addison-Wesley.

Gupta M. (1993), « Heterogeneity issues in aggregated product costing systems », *Journal of Management Accounting Research*, vol. 5, p. 180-212.

Homburg C. (2001), « A note on optimal cost driver selection in ABC », *Management Accounting Research*, vol. 12, n° 2, p. 197-205.

Ittner C.D., Larcker D.F., Randall T. (1997) « The activity-based cost hierarchy, production policies and firm profitability », *Journal of Management Accounting Research*, p. 143-152.

Kim K.J., Han I. (2003) « Application of a hybrid genetic algorithm and neural network approach in activity-based costing », *Expert Systems with Applications*, n° 24, p. 73–77

Lesage C., Cottrell M. (2003) « Connectionist approaches in Economics and Management Sciences », Bookseries : Advances in computational Management science, Vol. 6, Kluwer Publishing.

Levitan A., Gupta M. (1996) « Using Genetic Algorithms to Optimize the Selection of Cost Drivers in Activity-based Costing », *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, Vol. 5, n° 3 (Special Issue on AI and Accounting and Auditing), p. 129-145.

Longbrake W.A. (1962), « Statistical Cost Analysis », *Applied Statistics*, June, p. 69-78.

Merchant K.A., Shields M.D. (1993), « Commentary on when and why to measure cost less accurately to improve decision making », *Accounting Horizons*, vol. 7, p. 76-81.

Noreen E., Soderstrom N. (1994), « Are overhead costs strictly proportional to activity ? Evidence from hospital departments », *Journal of Accounting and Economics*, vol. 17, p. 255-278.

Rimailho É (1936), *Organisation à la française*, Delmas.

Schniederjans M.J., Garvin T. (1997), « Using the analytic hierarchy process and multi-objective programming for the selection of cost drivers in activity-based costing », *European Journal of Operational Research*, vol. 100, p. 72-80.

Thenet G. (1995), Le problème de l'optimalité des coûts opératoires standards en milieu bancaire : vers une prise en compte contingente et transversale de la performance productive, Thèse Rennes 1.

Trahand J., Morard B., Cargnello-Charles E. (2000), *Comptabilité de gestion, coût, activités, répartition*, Presses Universitaires de Grenoble.

Turney P.B. (1992), « What an activity-based cost model looks like », *Journal of Cost Management*, n° 6, p. 54-60.